

基于PLKF的异质传感器分布式协同探测方法

戚佳琳¹, 张政¹, 李清东¹, 董希旺^{1,2}, 蒋宏¹, 任章¹, 韩亮³,
于江龙¹, 化永朝²

(1. 北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院, 北京 100191; 2. 北京航空航天大学
人工智能研究院, 北京 100191; 3. 北京航空航天大学中法工程师学院, 北京 100191)

摘要: 针对电子战环境下有源定位跟踪易暴露的缺点和同质传感器探测的局限性, 提出了一种基于伪线性卡尔曼滤波(PLKF)的异质传感器分布式协同探测方法。该方法以PLKF作为滤波方法, 采用雷达-红外传感器协同探测, 并提出了相应的分布式融合算法, 融合了传感器时空配准后的多维度测量信息, 实现了对目标高精度、强隐蔽性的探测。通过仿真实验, 证实了该方法的合理性, 对比并分析了滤波算法和传感器模型对探测精度的影响。结果表明, 该方法可构建一个有效的多传感器协同探测网络, 满足强抗干扰能力、高精度的目标探测需求。

关键词: 电子战环境; 伪线性卡尔曼滤波; 异质传感器; 协同探测; 分布式融合; 时空配准; 多维度测量信息

中图分类号: TJ765.3

文献标识码: A

文章编号: 1009-1300(2022)04-0153-08

DOI: 10.16358/j.issn.1009-1300.20220539

Distributed cooperative detection method of heterogeneous sensors based on PLKF

Qi Jialin¹, Zhang Zheng¹, Li Qingdong¹, Dong Xiwang^{1,2}, Jiang Hong¹, Ren Zhang¹, Han Liang³,
Yu Jianglong¹, Hua Yongzhao²

(1. School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China;
2. Institute of Artificial Intelligence, Beihang University, Beijing 100191, China;
3. School of Sino-French Engineer, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: A distributed cooperative detection method based on pseudo linear kalman filter (PLKF) for heterogeneous sensors is proposed to solve the shortcomings of active location tracking and the limitations of homogeneous sensor detection in electronic warfare environment. In this method, PLKF is used as the filtering method, radar-infrared sensor cooperative detection is adopted, and the corresponding distributed fusion

收稿日期: 2022-05-29; 修回日期: 2022-07-05

基金项目: 国家自然科学基金(61922008); 北京自然科学基金(4182035)

作者简介: 戚佳琳, 硕士研究生, 主要研究方向为导航制导与控制。

通讯作者: 张政, 博士研究生, 主要研究方向为导航制导与控制。

引用格式: 戚佳琳, 张政, 李清东, 等. 基于PLKF的异质传感器分布式协同探测方法[J]. 战术导弹技术, 2022(4): 153-160. (Qi Jialin, Zhang Zheng, Li Qingdong, et al. Distributed cooperative detection method of heterogeneous sensors based on PLKF[J]. Tactical Missile Technology, 2022(4): 153-160.)

algorithm is proposed, which integrates the multi-dimensional measurement information of sensor space-time registration, so as to achieve the high-precision and strong hiding detection of the target. Simulation results demonstrate the the rationality of this method. The influence of filtering algorithm and sensor model on detection accuracy is compared and analyzed. The results show that this method can construct an effective multi-sensor cooperative detection network, which can meet the requirements of strong anti-interference ability and high precision target detection.

Key words: electronic warfare environment; pseudo linear Kalman filter; heterogeneous sensors; cooperative detection; distributed fusion; space-time registration; multi-dimensional measurement information

1 引言

多传感器目标探测技术以其精度高、互补性强、容错性好的特点,在电子战航空、航天和航海领域中占有重要地位,受到研究人员的广泛关注^[1-4]。根据目标探测过程中传感器类型的不同,可分为同质传感器探测和异质传感器探测^[5]。传统的有源传感器探测技术具有定位精度高、全天候的优点,但需要由自身发射大功率信号,因此易暴露,具有一定的局限性^[6]。作为有源探测技术的有益补充,无源探测技术在无需对目标发射电磁波的情况下,仅通过采集目标的反射、辐射、散射波确定目标的位置,具有隐蔽性好、抗干扰能力强等优点。

现代战争中,反辐射武器、隐身技术和电子干扰等威胁不断提高,对传感器性能提出了更高的要求。文献[7]将有源传感器和无源传感器形成的异质传感器系统引入目标探测技术中,并验证了算法的有效性。异质传感器系统适合现代战争中复杂电磁环境下对目标定位和跟踪的要求,能够在长时间对敌方进行侦察和监视的同时,提高自身的生存和作战能力。

由于异质传感器系统中的多传感器工作在各自的周期和平台上,所以它们获得的观测量在到达时空上不一致,需要进行时空配准。时间配准的目的是将多传感器关于同一目标的不同步测量统一到同一基准时标下,一般采用最小二乘法^[8]或内插外推法^[9]。空间配准^[10-12]的目的是将多传感器的空间坐标统一到同一个坐标系,本文采用转换坐标系的方法进行空间配准。

无源被动探测技术可增强系统在电子战环境下的抗干扰能力^[13]和生存能力,但由于无源探测只通过测得的目标角度信息进行定位跟踪,因此存在非线性估计问题。针对无源探测技术的非线性估计问题,一般可采用如下两类思路对其进行处理:将非线性系统进行线性化处理后再进行滤波估计,如工程上广泛应用的扩展卡尔曼滤波算法^[14],但该算法对滤波初值的选取非常敏感,并且存在发散问题;或采用一些数学工具对系统的非线性特性进行数值近似,利用数值近似结果来实现估计,如无迹卡尔曼滤波采用U-T变换,粒子滤波采用蒙特卡洛采样方法^[15],这类方法由于计算量过大而并不适用于实际工程。

协同网络是目标信息融合的基础,分为集中式和分布式。集中式协同信息融合网络全局性能好,非中心节点不需要很高的自主能力,但是需要中心节点给出信息,鲁棒性差,系统规模难以扩展;分布式多层次协同信息融合网络可以根据需要选定一个或几个节点充当中心控制节点,具有较好的鲁棒性和容错性,但是精度比集中式协同网络低,并且要求每个节点都具有较高的自主能力。通过分布式多层次协同信息融合,可以保证协同网络通过自主协调的方式实现对目标最优的观测、融合和信息共享。

针对上述问题,本文提出了一种基于伪线性卡尔曼滤波(PLKF)的异质传感器分布式协同探测方法。该方法采用PLKF滤波解决无源传感器的非线性估计问题,将多传感器的观测数据经过时空配准后进行分布式融合,从而提高多传感器在

进行目标探测时的性能。

2 无源跟踪算法

2.1 目标跟踪定位模型构建

目标机动可以采用如下的运动模型进行描述:

$$X_{k+1} = \Phi X_k + U_k$$

$$X_k = \begin{bmatrix} R_x(k) \\ V_x(k) \\ R_y(k) \\ V_y(k) \\ R_z(k) \\ V_z(k) \end{bmatrix}, \Phi = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, U_k = \begin{bmatrix} 0 \\ a_x(k) \\ 0 \\ a_y(k) \\ 0 \\ a_z(k) \end{bmatrix},$$

式中, $[R_x(k) \ V_x(k) \ R_y(k) \ V_y(k) \ R_z(k) \ V_z(k)]$ 分别代表 k 时刻目标和传感器在 x, y, z 三轴上的相对位置和相对速度, $[a_x(k) \ a_y(k) \ a_z(k)]$ 分别代表 k 时刻目标和传感器在 x, y, z 三轴上的相对加速度, 相对加速度信息等效为系统过程噪声, 并假设 $U_k \sim N(0, Q)$ 。

三维情况下目标与跟踪器的相对几何关系如图1所示。

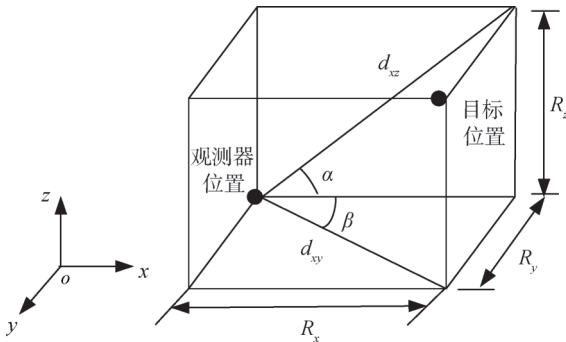


图1 观测器与目标空间相对几何关系

Fig. 1 Geometric relation between observer and target space

其中, α, β 分别为 k 时刻目标位置和跟踪器位置的连线在 xoz 和 xoy 平面上的投影与 x 轴的夹角, d_{xy} 和 d_{xz} 分别为 k 时刻目标位置和跟踪器位置的连线在 xoz 和 xoy 平面上的投影的长度。

对于无源被动跟踪而言, 只有 k 时刻传感器测得的方位角 β_k 和高低角 α_k 是直接可观测的信息:

$$\begin{bmatrix} \alpha_k \\ \beta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \eta_k \\ \mu_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan \frac{R_z(k)}{\sqrt{R_x(k)^2 + R_y(k)^2}} \\ \arctan \frac{R_y(k)}{R_x(k)} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \eta_k \\ \mu_k \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, $[\eta_k \mu_k]^T$ 代表观测噪声, 并假设 $\eta_k \sim N(0, \gamma_1)$, $\mu_k \sim N(0, \gamma_2)$ 。对于上述模型, 采用2.2节提出的PLKF算法实现目标跟踪。

2.2 PLKF算法

针对非线性观测模型的PLKF算法的中心问题是如何对非线性模型进行线性化。基于观测器与目标之间的相对位置可得:

$$\begin{cases} R_y \cos \beta - R_x \sin \beta = 0 \\ R_z \cos \alpha - R_x \sin \alpha = 0 \end{cases} \quad (2)$$

将式(1)代入式(2), 可得:

$$\begin{cases} R_y \cos(\beta_k - \mu_k) - R_x \sin(\beta_k - \mu_k) = 0 \\ R_z \cos(\alpha_k - \eta_k) - R_x \sin(\alpha_k - \eta_k) = 0 \end{cases}$$

整理化简可得:

$$\begin{cases} (R_y \cos \beta_k - R_x \sin \beta_k) \cos \mu_k + \\ (R_y \sin \beta_k + R_x \cos \beta_k) \sin \mu_k = 0 \\ (R_z \cos \alpha_k - R_x \sin \alpha_k) \cos \eta_k + \\ (R_z \sin \alpha_k + R_x \cos \alpha_k) \sin \eta_k = 0 \end{cases} \quad (3)$$

考虑到观测噪声 $\eta_k, \mu_k \ll 1$, 则有 $\cos(\eta_k) \approx 1$, $\sin(\eta_k) \approx \eta_k$, $\cos(\mu_k) \approx 1$, $\sin(\mu_k) \approx \mu_k$, 对式(3)进行化简:

$$\begin{cases} R_y \cos \beta_k - R_x \sin \beta_k + \\ (R_y \sin \beta_k + R_x \cos \beta_k) \mu_k = 0 \\ R_z \cos \alpha_k - R_x \sin \alpha_k + \\ (R_z \sin \alpha_k + R_x \cos \alpha_k) \eta_k = 0 \end{cases} \quad (4)$$

又因为 $R_y \sin \beta_k + R_x \cos \beta_k = d_{xy}$, $R_z \sin \alpha_k + R_x \cos \alpha_k = d_{xz}$, 式(4)可化简为

$$\begin{cases} R_y \cos \beta_k - R_x \sin \beta_k + d_{xy} \mu_k = 0 \\ R_z \cos \alpha_k - R_x \sin \alpha_k + d_{xz} \eta_k = 0 \end{cases} \quad (5)$$

根据式(5)和式(2)可得:

$$\begin{cases} R_y \cos \beta - R_x \sin \beta = \\ R_y \cos \beta_k - R_x \sin \beta_k + d_{xy} \mu_k \\ R_z \cos \alpha - R_x \sin \alpha = \\ R_z \cos \alpha_k - R_x \sin \alpha_k + d_{xz} \eta_k \end{cases}$$

定义如下的伪量测量:

$$\begin{cases} z_1(k) = R_y \cos \beta - R_x \sin \beta \\ z_2(k) = R_z \cos \alpha - R_x \sin \alpha \end{cases}$$

利用矩阵形式进行表达:

$$\begin{aligned} Z_k &= H_k X_k + N_k \\ Z_k &= [z_1(k) \ z_2(k)]^T \\ H_k &= \begin{bmatrix} -\sin \beta_k & 0 & \cos \beta_k & 0 & 0 & 0 \\ -\sin \alpha_k & 0 & 0 & 0 & \cos \alpha_k & 0 \end{bmatrix} \quad (6) \\ N_k &= [d_{xy} \mu_k \ d_{xz} \eta_k]^T \end{aligned}$$

式中, N_k 为伪量测误差, 是 k 时刻有效测量误差,

且 $N_k \sim N\left(0, F = \begin{bmatrix} d_{xy}^2 \gamma^2 & 0 \\ 0 & d_{xz}^2 \gamma^2 \end{bmatrix}\right)$ 。

由式 (6) 可知, 伪量测量和伪量测误差的引入, 使测量矩阵 H_k 成为测量角的函数, 方程被重新构造成为线性形式, 可通过适用于线性系统的滤波方法对其进行处理。伪卡尔曼滤波算法改善了扩展卡尔曼滤波算法的发散问题, 降低了对模型精度的要求, 具有较好的稳定性, 公式如下:

状态一步预测:

$$\hat{X}_{k,k-1} = \Phi \hat{X}_{k-1,k-1} \quad (7)$$

状态协方差一步预测:

$$P_{k,k-1} = \Phi P_{k-1,k-1} \Phi^T + Q \quad (8)$$

滤波增益求取:

$$K_k = P_{k,k-1} H_k^T (H_k P_{k,k-1} H_k^T + F)^{-1} \quad (9)$$

状态修正:

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k,k-1} + K_k (Z_k - H_k \hat{X}_{k,k-1}) \quad (10)$$

状态协方差修正:

$$P_k = (I - K_k H_k) P_{k,k-1} \quad (11)$$

3 时空配准

异质多传感器系统需要有源和无源传感器提供观测数据, 这些观测数据在时空上不一致, 因此需要进行时空配准后才能进行有效的数据融合。

3.1 基于最小二乘曲线拟合法的时配准

最小二乘曲线拟合所生成的曲线不一定能通过所有的数据点, 只能近似表示出数据之间的关系和变化趋势。将曲线拟合用于时间配准, 就是在保持拟合误差最小的准则之下, 对不同采样时

刻的目标数据进行拟合, 得到关于目标运动轨迹的近似曲线, 即拟合曲线, 然后利用曲线方程计算相应配准时刻的目标状态数据, 实现时间配准。

通过最小二乘曲线拟合法进行时间配准的思路是, 假设数据集内有 $(n+1)$ 个已知的样本 $(x_i, y_i) (i = 0, 1, \dots, n)$, $P(x)$ 表示最小二乘曲线拟合后的曲线方程, 则误差 δ_i 可表示为

$$\delta_i = P(x_i) - y_i (i = 0, 1, \dots, n)$$

按离散误差平方和最小的标准, 使 $\sum_{i=0}^n \delta_i^2$ 达到最小的曲线拟合方法称为最小二乘曲线拟合法。拟合函数 $P(x)$ 一般使用多项式形式, 即在 $\varphi = \{\varphi_0(x), \varphi_1(x), \dots, \varphi_m(x)\}$ 中找一个函数组合 $P(x) = \sum_{j=0}^m (a_j \varphi_j(x))$, 使得它的误差平方和 $\sum_{i=0}^n \delta_i^2 = \sum_{i=0}^n (P(x_i) - y_i)^2$ 最小, 进而也就确定了相应的拟合曲线。根据最小二乘曲线拟合法, 将多个传感器不同时间的测量值拟合成为同一个多项式, 从而实现时间配准。

本节通过一个 m 次多项式 $P(x) = a_0 + a_1 x + a_2 x^2 + \dots + a_m x^m = \sum_{j=0}^m a_j x^j$ 拟合 $(n+1)$ 个量测数据点 $(x_i, y_i) (i = 0, 1, \dots, n)$, $m \leq n$, 误差平方和为

$$\sum_{i=0}^n \delta_i^2 = F(a_0, a_1, \dots, a_m) = \sum_{i=0}^n [P(x_i) - y_i]^2$$

分别对 F 求 a_0, a_1, \dots, a_m 的偏导数, 并令之为零, 得

$$\frac{\partial F(a_0, a_1, \dots, a_m)}{\partial a_j} =$$

$$\sum_{i=0}^n 2[P(x_i) - y_i] x_i^j = 0, j = 0, 1, \dots, m$$

即 m 次多项式的系数 a_0, a_1, \dots, a_m 满足

$$\begin{aligned} a_0 \sum_{i=0}^n x_i^j + a_1 \sum_{i=0}^n x_i^{j+1} + \dots + \\ a_m \sum_{i=0}^n x_i^{j+m} = \sum_{i=0}^n y_i x_i^j, j = 0, 1, \dots, m \end{aligned} \quad (12)$$

由式 (12) 可以解出 a_0, a_1, \dots, a_m , 然后代入 m 次多项式 $P(x)$, 即可得到由观测数据点 $(x_i, y_i) (i = 0, 1, \dots, n)$ 所确定的拟合多项式, 完成时间配准。

3.2 基于转换坐标系的空间配准

由于多传感器在各自的坐标系下获得测量数据,在数据融合时不同传感器的信息贡献无法相互融合,因此需要把不同传感器获得的观测数据转换到统一的坐标系中进行空间配准。

将目标在导航坐标系 $\{N\}$ 下的空间位置定义为 $P = [x, y, z]^T$ 。弹身的姿态角按 zyx 欧拉角描

$$R_n^b = R_b^{nT} = \begin{bmatrix} \cos\theta\cos\psi & \cos\theta\sin\psi & -\sin\theta \\ \sin\phi\sin\theta\cos\psi - \cos\phi\sin\psi & \cos\phi\cos\psi + \sin\phi\sin\theta\sin\psi & \cos\theta\sin\phi \\ \sin\phi\sin\theta\sin\psi + \cos\phi\sin\theta\cos\psi & \cos\phi\sin\theta\sin\psi - \sin\phi\cos\psi & \cos\phi\cos\theta \end{bmatrix}$$

除了考虑弹体坐标系与导航坐标系之间的旋转变换之外,还要考虑由于两个坐标系原点不同而对空间配准的影响。设目标在弹体坐标系下的位置为 $P_2 = [x_2, y_2, z_2]$, 弹体坐标系相对于导航坐标系的位置矢量为 $P_1 = [x_1, y_1, z_1]$, 则可得到目标经过空间配准后在导航系下的位置 P_3 , 满足

$$P_3 = R_n^b \times P_2 + P_1。$$

4 多维度信息分布式融合

4.1 图论和符号的概念

定义传感器网络的通信拓扑为 $G = (V, E)$, 其中, $V = \{1, 2, \dots, N\}$ 是传感器节点的集合, $E \subset V \times V$ 是传感器边集。若两个相邻节点互相之间存在边 $(i, j) \in E$, 则可以直接通信。定义 A 为一个由 $a_{i,j}$ 组成的邻接矩阵, 当且仅当 $(i, j) \in E$, $a_{i,j} = 1$; 否则, $a_{i,j} = 0$ 。

4.2 信息融合滤波算法

假设异质传感器网络形成的通信拓扑中存在一个虚拟的中心节点可以与所有的节点通信, 采用伪线性卡尔曼滤波的信息形式进行融合, 即定义信息状态向量和信息矩阵分别为 $Y = P^{-1}$ 和 $y = P^{-1}x$, 则根据式 (7) ~ 式 (11) 可以得到如下过程:

预测:

$$\begin{aligned} \hat{X}_{k,k-1} &= \Phi \hat{X}_{k-1} \\ P_{k,k-1} &= \Phi P_{k-1} \Phi^T + Q \end{aligned}$$

更新:

$$\begin{aligned} \hat{y}_k &= \hat{y}_{k,k-1} + H_k^T F^{-1} Z_k \\ Y_k &= Y_{k,k-1} + H_k^T F^{-1} H_k \end{aligned}$$

述, 表示为 $\Phi = \{\phi, \theta, \psi\}$, 三个分量分别为横滚角、俯仰角、偏航角。导航坐标系 $\{N\}$ 可以按下列步骤旋转得到机体坐标系 $\{B\}$: 绕 z_b 轴转 ψ 角, 接着绕当前的 y_b 轴转 θ 角, 最后绕当前的 x_b 轴转 ϕ 角。导航坐标系和弹体坐标系相互间的旋转矩阵互为转置, 其中从导航坐标系到弹体坐标系的旋转矩阵为

定义每个节点的信息状态贡献和信息矩阵贡献分别为

$$i_k^i = (H_k^i)^T (F^i)^{-1} Z_k^i$$

$$I_k^i = (H_k^i)^T (F^i)^{-1} H_k^i$$

则虚拟中心节点 k 时刻的信息状态向量和信息矩阵可以表示为

$$\hat{y}_k = \hat{y}_{k,k-1} + \sum_{i=1}^N i_k^i \quad (13)$$

$$Y_k = Y_{k,k-1} + \sum_{i=1}^N I_k^i \quad (14)$$

由式 (13) 和式 (14) 可知, 信息矩阵和信息状态向量由两部分组成, 第一部分为本地的一步预测结果, 第二部分为本地的信息贡献和邻居节点的信息贡献的加和。对于一个全连通的通信网络, 可以通过这种方式获得全局最优的估计结果。但是这样的中心节点在一般的作战中很难存在, 也容易成为被攻击的对象。中心节点一旦被攻击, 原有的系统将不会工作。因此, 在 4.3 节中, 采用分布式的方法对异质传感器的测量信息进行融合。

4.3 异质传感器信息分布式融合

异质传感器的测量数据经过时空配准后, 各个传感器信息交互的内容是根据目标得到的信息贡献向量和信息贡献矩阵。本节不考虑不同物理量的信息融合, 仅考虑由异质传感器测量信息得到的部分相同或完全相同的物理量的信息融合。

对于完全观测的传感器节点, 即有源传感器节点, 其信息贡献向量和信息贡献矩阵分别是各个观测分量的信息贡献向量和信息贡献矩阵的加和。对于不完全观测的传感器节点, 即无源传感

器节点的信息贡献向量和信息贡献矩阵,是对应无源传感器节点观测量的完全观测传感器节点的观测信息贡献向量和信息贡献矩阵的加和。

在红外传感器和雷达传感器的多维信息融合中,雷达传感器的观测量比红外传感器的观测量多一维关于距离的信息,因此雷达传感器的信息贡献向量比红外传感器的信息贡献向量多一项关于距离观测量的贡献。考虑到信息贡献向量是加在预测的信息状态上的,因此当设置距离观测量上的信息贡献为零时,表明观测向量在距离的分量上没有贡献,只有其余观测分量的信息贡献。红外传感器和雷达传感器节点的信息贡献向量和信息贡献矩阵可以用下式表达:

$$\begin{aligned} \hat{i}_k^i &= \sum_{j=1}^M \lambda_{ij}^i \hat{i}_{k,j}^i \\ I_k^i &= \sum_{j=1}^M \lambda_{ij}^i I_{k,j}^i \end{aligned}$$

式中, \hat{i}_k^i 和 I_k^i 为 k 时刻第 i 个不完全观测或完全观测传感器的信息贡献向量和信息贡献矩阵, $j = 1, 2, \dots, M$ 为观测向量的维数, $\hat{i}_{k,j}^i$ 和 $I_{k,j}^i$ 为 k 时刻第 i 个不完全观测或完全观测传感器的第 j 维观测量的信息贡献向量和信息贡献矩阵。对于不完全观测的传感器节点,当传感器的观测向量在第 j 维分量上没有贡献时, λ_{ij}^i 为 0; 否则, λ_{ij}^i 为 1。对于完全观测的传感器节点 i , $\lambda_{ij}^i = 1$ 。

对于集中式的数据融合,中心节点在 k 时刻的信息状态向量 \hat{y}_k 和信息矩阵 Y_k 的计算如式(13)和式(14)所示。对于分布式的数据融合,每个节点都可以看做与邻居节点进行通信的集中式节点,计算公式如下:

$$\begin{aligned} \hat{y}_k^i &= \hat{y}_{k,k-1}^i + \hat{i}_k^i + \sum_{j=1}^N A_{ij} \hat{y}_k^j \\ Y_k^i &= Y_{k,k-1}^i + I_k^i + \sum_{j=1}^N A_{ij} Y_k^j \end{aligned}$$

通过式(15)和式(16)进行一致性融合迭代,直到达到的最大迭代次数或者相邻节点的数据状态的差小于预定的差值:

$$\hat{y}_{k,d}^i = \hat{y}_{k,d-1}^i + \sum_{j \in N_i} W_{ij} (\hat{y}_{k,d-1}^j - \hat{y}_{k,d-1}^i) \quad (15)$$

$$Y_{k,d}^i = Y_{k,d-1}^i + \sum_{j \in N_i} W_{ij} (Y_{k,d-1}^j - Y_{k,d-1}^i) \quad (16)$$

式中, d 为预先设定好的迭代次数, W_{ij} 为根据通信拓扑得到的加权系数一致性矩阵。

5 仿真结果

5.1 PLKF算法的有效性

为了对 PLKF 算法的有效性进行说明,在 Intel 处理器的 MATLAB 仿真环境下,设置了如下的数值仿真。设定观测者处于坐标轴原点 (0, 0, 0), 目标初始位置 (100 km, 100 km, 100 km), 目标与观测器的相对速度为 (800 m/s, 1650 m/s, -1200 m/s), 高低角和方位角的观测标准差均为 0.01° , 采样间隔为 10 ms, 仿真时长 90 s。在滤波初值不存在误差的情况下, PLKF、扩展卡尔曼滤波 (EKF)、无迹卡尔曼滤波 (UKF) 三种滤波算法对目标探测的仿真结果如图 2~图 8 所示。

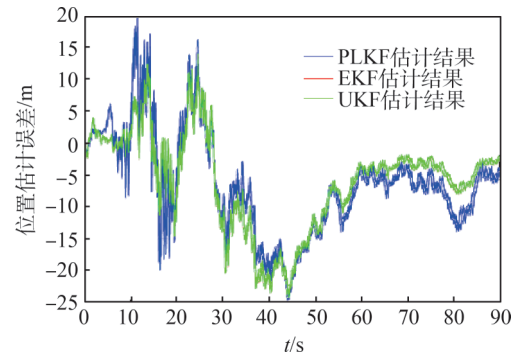


图2 x 轴位置估计误差

Fig. 2 x -axis position estimation error

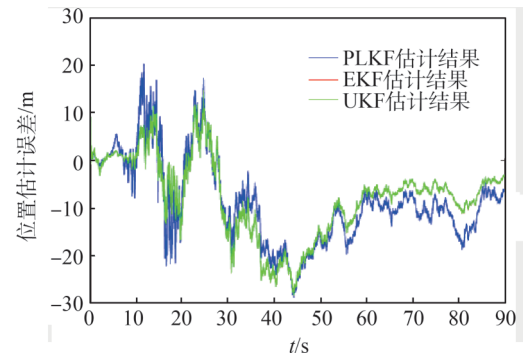


图3 y 轴位置估计误差

Fig. 3 y -axis position estimation error

由于 EKF 和 UKF 的结果过于相近,导致在图 7 中二者几乎重合在一起,将仿真结果充分放大后方可看出二者的区别,如图 8 所示。

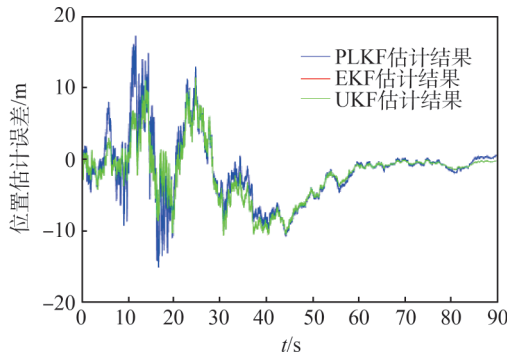


图4 z轴位置估计误差

Fig. 4 z-axis position estimation error

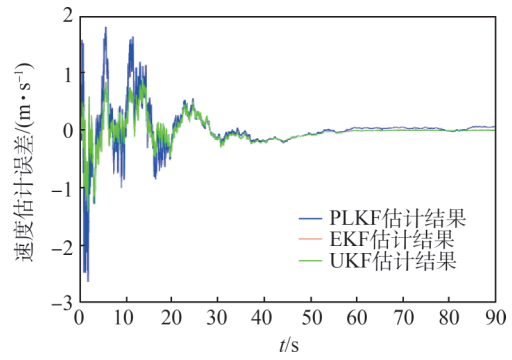


图7 z轴速度估计误差

Fig. 7 z-axis velocity estimation error

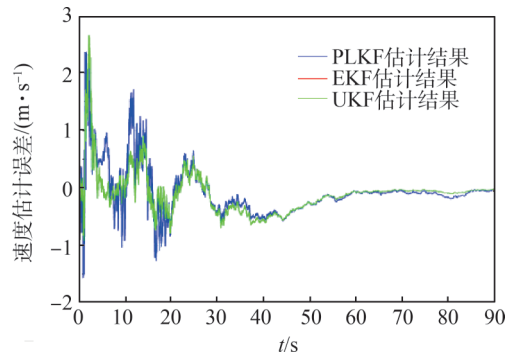


图5 x轴速度估计误差

Fig. 5 x-axis velocity estimation error

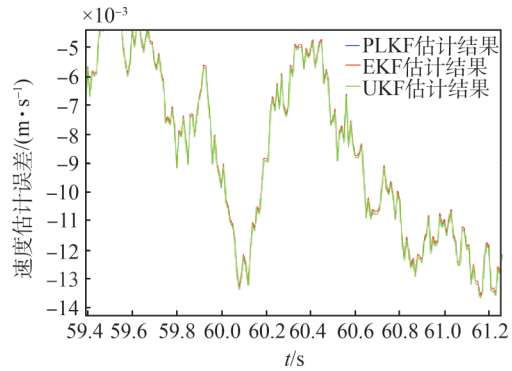


图8 z轴速度估计误差局部放大图

Fig. 8 Partial enlargement of z-axis velocity estimation error

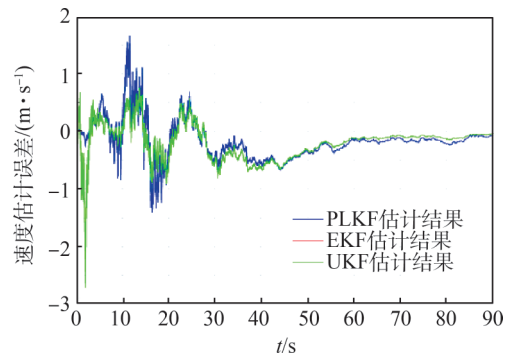


图6 y轴速度估计误差

Fig. 6 y-axis velocity estimation error

二者的区别并不影响最终的分析结果,简化起见,认为EKF和UKF滤波效果一致。通过以上仿真结果可以看出,三种算法具有相近的滤波精度。以运算时间作为性能指标,进一步对三者的运算复杂度进行分析,如果算法计算复杂小,那么相对应的运算时间也较快。通过仿真对三种算法执行一次目标跟踪算法所需要运行时间进行对比,结果如表1所示。

表1 三种算法运行时间比较结果

Table 1 Comparison results of running time of three algorithms

| 算法 | 运行时长/s |
|------|--------|
| PLKF | 0.8958 |
| EKF | 2.0605 |
| UKF | 3.7309 |

由表1可知,PLKF算法具有最短的运行时长,说明PLKF算法的运算复杂度最低。综合上述仿真结果说明,相比较于EKF和UKF算法,利用PLKF可以在保证目标状态估计精度的前提下,缩短运算时间1~2 s,降低运算复杂度。

5.2 基于PLKF的异质传感器分布式协同探测算法的有效性

为了验证基于PLKF的异质传感器分布式协同探测算法的有效性,建立一条三维目标轨迹模型,通过10个传感器节点对目标进行跟踪。1、3、4、8、9是雷达传感器,观测量为相对距离、俯仰角、方向角,其中相对距离的误差为50 m,水平角和

俯仰角的误差为 0.05° ；2、5、6、7、10是红外传感器，观测量为俯仰角、方向角，误差为 0.05° 。目标运动轨迹和传感器通信拓扑结构如图9和图10所示。

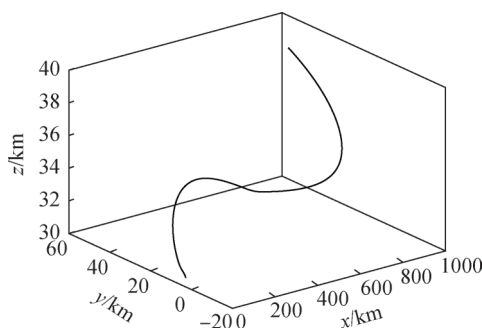


图9 目标轨线

Fig. 9 Target trajectory

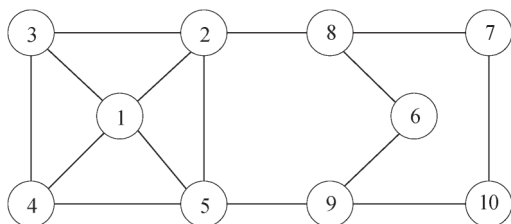


图10 通信拓扑

Fig. 10 Communication topology

红外传感器、雷达传感器和异质传感器跟踪误差的仿真结果如图11所示。通过式(17)计算出的均方根误差(RMSE)来衡量预测值 \hat{y}_i 和真实值 y_i 之间的偏差：

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (17)$$

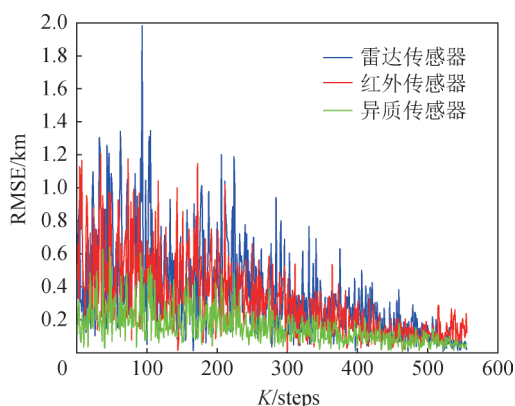


图11 传感器的跟踪误差

Fig. 11 Sensor tracking error

由图11可以看出，相比于两种同质传感器，基于PLKF的异质传感器分布式协同探测算法得到的RMSE降低了约0.3 km，滤波精度较同质传感器有明显改善。因此，引入多维异质传感器信息后，可以改善传感器目标状态估计效果，提高滤波精度。

6 结 论

目标探测技术在电子战航空、航天、航海领域中有重要地位，本文对多飞行器协同探测问题进行了研究，提出了一种基于PLKF的异质传感器分布式协同探测方法，在雷达-红外传感器协同探测的基础上融入PLKF滤波算法，对目标进行高精度、强隐蔽性的探测。仿真实验比较了三种滤波方法的性能和异质传感器融合前后的RMSE图，仿真结果证明，该方法可以缩短运算时间，提高分布式协同网络的滤波精度。未来的工作将聚焦于提升目标探测性能和证明算法稳定性。

[参 考 文 献]

- [1] 孙文, 王刚, 王晶晶, 等. 高速隐身目标多传感器协同探测跟踪任务分解策略[J]. 探测与控制学报, 2021, 43 (1): 68-72.
- [2] 白晶, 文义红. 多传感器海面目标协同探测技术[J]. 无线电工程, 2015, 45 (3): 10-13+40.
- [3] Wang J, Zeng Y, Wei S, et al. Multi-sensor track-to-track association and spatial registration algorithm under incomplete measurements [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2021, 69: 3337-3350.
- [4] Wang Y. Multi-sensor fusion tracking algorithm based on augmented reality system [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 22 (21): 25010-25017.
- [5] 胡振涛, 曹志伟, 李松, 等. 基于容积卡尔曼滤波的异质多传感器融合算法[J]. 光电子·激光, 2014, 25 (4): 697-703.
- [6] 李彬彬, 杨扬, 刘爽. 单无源传感器平台非线性滤波技术[J]. 指挥与控制学报, 2021, 7 (1): 83-88.
- [7] 郑红, 郑晨, 闫秀生. 基于SUKF与SIFT特征的红外目标跟踪算法研究[J]. 光电子·激光, 2012, 23 (4): 791-797.

(下转第181页)